DATENFABRIK.NRW

Künstliche Intelligenz in der Produktion von morgen

Datenfabrik.Insights Teil 2

Gefördert durch:

Ministerium für Wirtschaft, Industrie, Klimaschutz und Energie des Landes Nordrhein-Westfalen

it's owl

POWERED BY KI NRW

INHALTSVERZEICHNIS

Datenfabrik.Insights - Auf einen Blick 3

KI-Projekte richtig umsetzen 4

Technologische Grundlagen im Bereich Künstlicher Intelligenz ... 6

Umsetzung beispielhafter Use Cases 8

Digitales Cardboard Engineering zur Gestaltung von Arbeitsplätzen 9

KI-gestützte Personaleinsatzplanung für Springermitarbeitende 12

Sprachbasiertes Werkzeug zur Einarbeitung von Produktionsmitarbeitern 16

Fazit: Erfolgsfaktor Flexbilität 20

Ausblick 21

Literaturverzeichnis 22

DATENFABRIK.INSIGHTS - AUF EINEN BLICK

KI in der Produktion der Zukunft

Künstliche Intelligenz (KI) gewinnt zunehmend an Bedeutung in der modernen Produktion. Vermehrt wird auch die Anwendung Generativer KI in diesem Umfeld erforscht und erprobt. Eine zentrale Herausforderung für Unternehmen besteht allerdings darin, dass oft praxiserprobte Best Practices für die erfolgreiche Umsetzung von KI-Projekten fehlen. Erschwerend kommt hinzu, dass unterschiedliche KI-Ansätze sich in der Umsetzung von Use Cases unterscheiden und damit auch unterschiedliche Best Practices herangezogen werden müssen. Demnach wird neben dem Verständnis der technologischen Grundlagen eine differenzierte Betrachtung der möglichen Vorgehensweisen benötigt.

Stefan Hartmann, Projektleitung Datenfabrik.NRW

Im **Forschungsprojekt Datenfabrik.NRW** werden und wurden insgesamt 51 Use Cases umgesetzt. Einige dieser Use Cases fungieren als Enabler für den Einsatz von KI, während ein großer Teil auf traditionelle KI-Methoden zurückgreift. Darüber hinaus werden in ausgewählten Arbeitspaketen Potenziale und Anwendungsmöglichkeiten Generativer KI untersucht. Die Implementierung und Evaluierung erfolgen dabei unter realen Betriebsbedingungen in den beiden Leuchtturmfabriken von CLAAS in Harsewinkel und Schmitz Cargobull in Vreden.

Aufbauend auf den Grundlagen des ersten Teils, berichten wir in dieser **zweiten Ausgabe** der 3-teiligen Reihe Datenfabrik.Insights über **erprobte Methoden** aus der praktischen Umsetzung von KI in der Produktion. Dabei beleuchten wir drei beispielhafte Use Cases aus dem Projekt mit jeweils unterschiedlichen KI-Ansätzen und leiten aus der Beschreibung der Umsetzung Gemeinsamkeiten und Besonderheiten ab. Abschließend ordnen wir die Erkenntnisse in den Gesamtkontext ein und geben einen Ausblick auf den dritten Teil, welcher das Management von KI-Initiativen behandelt.

KI-PROJEKTE RICHTIG UMSETZEN

Von der Idee zur Anwendung

Künstliche Intelligenz (KI) etabliert sich zunehmend als **Schlüsseltechnologie** für die Transformation der modernen Produktion. Bereits in der ersten Ausgabe der Datenfabrik.Insights wurde herausgearbeitet, dass die erfolgreiche Realisierung von KI eine strukturierte und professionelle Projektorganisation erfordert [1]. Darauf aufbauend werden wir in dieser zweiten Ausgabe der Datenfabrik.Insights zeigen, dass bei der **technischen Umsetzung von KI-Projekten** eine differenzierte Betrachtung der verschiedenen Ausprägungen von KI erforderlich ist. Dafür vergleichen wir Enabler Use Cases, welche zunächst grundlegende Voraussetzungen für den Einsatz von KI schaffen, mit solchen, die traditionelle KI-Modelle oder Generative KI verwenden. Zur Umsetzung gehören Planung, Entwicklung, Implementierung und Evaluierung von konkreten KI-Use Cases.

Dominik Kürpick
Wissenschaftlicher Mitarbeiter
Digital Engineering

Die erfolgreiche Implementierung von Künstlicher Intelligenz in der Produktion erfordert eine strukturierte Projektorganisation und ein tiefes Verständnis der betrieblichen Abläufe, um die Potenziale dieser Schlüsseltechnologie vollständig auszuschöpfen.

Die Entwicklung Generativer KI nimmt weiter an Fahrt auf. Aus diesem Grund wird Generative KI mittlerweile aktiv in einzelne Use Cases der Datenfabrik.NRW eingebunden, um Einsatzmöglichkeiten dieser Technologie im Umfeld der Produktion zu erschließen. Dabei werden Anforderungen, Herausforderungen und Besonderheiten bei der Umsetzung herausgearbeitet

Die Integration von KI in Produktionsprozesse ist aber **nicht nur eine technologische Herausforderung**. Es wird darüber hinaus ein tiefes Verständnis der betrieblichen Abläufe inklusive der Anforderungen der Mitarbeitenden sowie der Verfügbarkeit und Beschaffenheit von Daten benötigt. Erschwerend kommt hinzu, dass mögliche Use Cases häufig nicht durch standardisierte KI-Produkte realisiert werden können, sondern die Entwicklung individueller Lösungen erforderlich ist [2, 3]. Um den spezifischen Voraussetzungen und Anforderungen von produzierenden Unternehmen gerecht zu werden, ist es daher unerlässlich, nach der Identifikation von potenziellen KI-Use Cases, eine systematische Vorgehensweise bei der Umsetzung dieser anzuwenden.

In diesem Whitepaper werden wir daher auf die einzelnen Schritte von der Ideenfindung über die Entwicklung der technischen Lösung bis hin zur praktischen Anwendung im Betrieb eingehen. Diese Schritte veranschaulichen wir anhand von beispielhaften Datenfabrik Use Cases. In den kommenden Abschnitten werden wir daher Herausforderungen bei der Umsetzung von KI-Projekten beleuchten und im Projekt Datenfabrik.NRW erprobte Best Practices vorstellen. Dieser praxisnahe Leitfaden soll Unternehmen

dabei unterstützen, KI effektiv zu nutzen und damit ihre Wettbewerbsfähigkeit zu steigern. Um die Besonderheiten bei der Implementierung Generativer KI denen der Traditionellen KI gegenüberstellen zu können, werden wir außerdem elementare Begriffe und technologische Grundlagen erarbeiten. Diese Einblicke sollen andere Unternehmen bei einer erfolgreichen Realisierung ihrer eigenen KI-Projekte unterstützen.

Lesen Sie auch:

1. In der ersten Ausgabe „**KI in der Datenfabrik.NRW**“ geben wir eine Übersicht unserer 50 Use Cases und der 11 wichtigsten Lessons-Learned. Abschließend gehen wir auf das Zusammenspiel zwischen einzelnen KI-Projekten und dem Management von KI-Initiativen ein.

2. Diese Ausgabe „**KI-Projekte**“ fokussiert einzelne KI-Projekte. Dabei wird im Detail auf das Vorgehen von der Entwicklung der technischen Lösung bis zur Nutzung im Betrieb betrachtet.

3. Die dritte Ausgabe „**KI-Management**“ geht auf das Management von KI-Initiativen ein und präsentiert anschaulich Wege, die erprobten KILösungen zu skalieren und dauerhaft in Betrieb zu halten.

© Fraunhofer IEM

TECHNOLOGISCHE GRUNDLAGEN IM BEREICH KÜNSTLICHER INTELLIGENZ

Traditionelle und Generative KI im Vergleich

Neben verschiedenen etablierten digitalen Tools und Werkzeugen kamen im Rahmen des Projektes Datenfabrik.NRW überwiegend KI-Technologien zum Einsatz. Das Technologiefeld ist sehr undurchsichtig und in der öffentlichen Wahrnehmung durch Tools wie ChatGPT stark auf Generative KI geprägt. Daher werden wir zunächst die **Unterschiede verschiedener KI-Technologien** aufzeigen. KI wird durch den Bundesverband Informationswirtschaft, Telekommunikation und neue Medien (Bitkom) und das Deutsche Forschungszentrum für Künstliche Intelligenz GmbH (DFKI) definiert als „Informatik-Anwendungen, deren Ziel es ist, intelligentes Verhalten zu zeigen“ [4].

Sowohl Traditionelle als auch Generative KI sind dabei als ein Teilgebiet von KI zu verstehen und nutzen „unter der Wasseroberfläche“ grundsätzlich die gleichen Technologien (vgl. Abb.1).

Vor dem Aufstieg generativer Modelle wie ChatGPT war Traditionelle KI am weitesten verbreitet. Dazu zählen unter anderem maschinelles Lernen, regelbasierte Systeme und Expertensysteme. Der zentrale Unterschied liegt darin, dass Generative KI neue Inhalte erschafft, während Traditionelle KI vor allem darauf ausgelegt ist, Muster in bestehenden Daten zu erkennen und darauf basierend Entscheidungen zu treffen [5, 6].

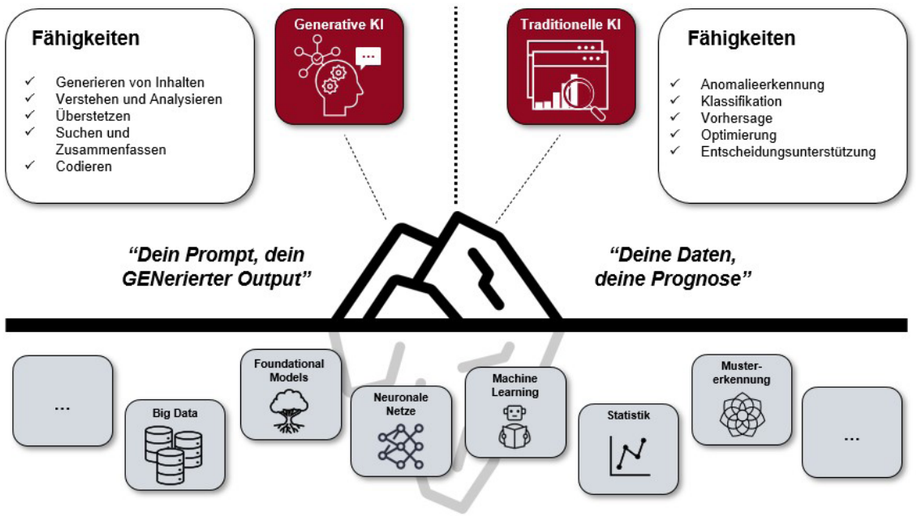


Abb. 1 : Unterschiede und technologische Grundlagen von Generativer und Traditioneller KI

Traditionelle KI

Traditionelle Künstliche Intelligenz (KI) fokussiert sich auf die Verarbeitung und Analyse umfangreicher Datensätze, um strukturierte Entscheidungsprozesse zu unterstützen. Sie kommt insbesondere in den Bereichen Anomalieerkennung, Klassifikation, Vorhersage und Optimierung zum Einsatz. Ein bekanntes und einfaches Beispiel ist die Zuordnung von Bildern zu den Kategorien „Hund“ und „Katze“. Es werden also Eingabedaten in bekannte Kategorien eingeordnet [7,8]. Neben solchen Klassifikationsaufgaben umfasst Traditionelle KI auch Verfahren zur Vorhersage kontinuierlicher Werte, wie etwa bei Regressionsmodellen oder Forecasting-Methoden. Dafür werden Algorithmen wie beispielsweise Entscheidungsbäume, neuronale Netze oder Clustering Verfahren verwendet. Diese Algorithmen beruhen auf statistischen Modellen, die durch Trainingsdatensätze optimiert werden. Derartige Ansätze sind besonders effektiv, wenn große Datenmengen vorliegen und komplexe Muster erkannt werden müssen. Im industriellen Kontext werden diese und ähnliche Modelle genutzt, um durch das Training auf historischen Daten Vorhersagen für die Zukunft abzuleiten [9]. Ein typischer Anwendungsfall ist die vorausschauende Wartung, bei der Sensordaten analysiert werden, um potenzielle Störungen oder Ausfälle vorherzusagen.

> Der gezielte Einsatz unterschiedlicher KI-Technologien, von traditionellen Verfahren bis hin zu Generativer KI, ist entscheidend, um innovative und effiziente Lösungen in der modernen Produktion zu realisieren.
>
>
>
> **Stefan Hartmann**
> Projektleitung
> Datenfabrik.NRW

Generative KI

Generative Künstliche Intelligenz (GenAI) fokussiert sich auf die Erstellung neuer Inhalte auf Basis umfangreicher Trainingsdaten und neuronaler Netzwerke. Sie kommt insbesondere in den Bereichen Texterstellung, Bild- und Videoerzeugung, Code-Generierung und kreative Gestaltung zum Einsatz [10]. Ein zentrales Konzept der Generativen KI ist die sogenannte Transformer-Architektur, welche z. B. für die Generative Pretrained Transformer (GPT)-Modelle verwendet wird. In Kombination mit der stetig wachsenden Rechenleistung und der Verfügbarkeit großer Mengen an Trainingsdaten hat sie die Entwicklung leistungsstarker Generativer KI-Modelle ermöglicht. Diese verarbeiten große Textdatensätze und darauf basierend können neue, kontextbezogene Texte erstellt werden. Dies können bspw. Zusammenfassungen bestehender Texte, Übersetzungen oder auch Programmiercode sein [11]. Ein Ansatz zur Verbesserung der Qualität generierter Inhalte ist das sog. Retrieval-Augmented Generation (RAG), bei der das Modell zusätzlich externe Wissensquellen abruft und in den Generierungsprozess integriert. Dadurch können präzisere, aktuellere und faktenbasierte Antworten erzeugt werden, die über das rein modellbasierte Wissen hinausgehen.

Neben GPT sind auch Generative Adversarial Networks (GANs) bedeutend. Diese bestehen aus zwei tiefen neuronalen Netzen mit jeweils unterschiedlichen Zielen für das Training: der Generator und der Diskriminator. Der Generator auf der einen Seite versucht, realistische Daten zu erzeugen, während der Diskriminator auf der anderen Seite die vom Generator erstellten Daten als Fälschung erkennen bzw. echte Daten als echt klassifizieren soll. Auf diese Weise lassen sich bspw. Bilder oder 3D-Modelle erstellen [12]. Im Kontext der Produktion kann Generative KI z. B. im Wissensmanagement oder zur Bereitstellung mehrsprachiger Unterstützung für Produktionsmitarbeitende eingesetzt werden.

UMSETZUNG BEISPIELHAFTER USE CASES

Unter Berücksichtigung verschiedener Ausprägungen Künstlicher Intelligenz

In dem folgenden Kapitel werden drei spezifische Anwendungsfälle aus dem Projekt vorgestellt, bei denen unterschiedliche Technologien und Werkzeuge zum Einsatz gekommen sind. Die Umsetzung und Etablierung aller Datenfabrik-Anwendungsfälle erfolgte entlang eines systematischen Vorgehens, welches sich im Kern an den Phasen des sog. CRISP-DM-Standards orientiert – einem etablierten Vorgehen zur strukturierten Durchführung datengetriebener Projekte. Unser daran angelehntes Vorgehensmodell diente dazu, die Entwicklung und Implementierung der Anwendungsfälle strukturiert und zielgerichtet zu realisieren. (siehe für den Digitalen Fabrikzwilling auch [13]).

Jeder Anwendungsfall im Rahmen der Datenfabrik umfasste somit die Phasen Ist-Analyse, Zielbildentwicklung, Konzipierung, Implementierung und Evaluierung (vgl. Abb. 2). In der Praxis hat es sich als besonders bedeutsam erwiesen, insbesondere den Phasen der Ist-Analyse und der Zielbildentwicklung besondere Aufmerksamkeit zu widmen. Diese Phasen sind essenziell für das Verständnis des zugrunde liegenden Problems und die präzise Definition der Anforderungen an eine geeignete Lösung [14]. Darüber hinaus zeigte sich in der praktischen Anwendung, dass der Entwicklungsprozess weniger einem streng sequenziellen Ansatz folgt, sondern vielmehr durch iterative Zyklen geprägt wird, in denen Erkenntnisse fortlaufend integriert und Anpassungen vorgenommen werden müssen.

In den nachfolgenden Abschnitten dieses Kapitels werden drei Anwendungsfälle präsentiert (vgl. Abb. 2 in grau), die im Rahmen des Projektes Datenfabrik.NRW pilotiert und in den Unternehmen Claas und Schmitz Cargobull etabliert wurden: Das Digitale Cardboard Engineering als KI-Enabler, die KI-gestützte Personaleinsatzplanung und das auf Generativer KI aufgebaute Werkerassistenzsystem. Die Darstellung dieser Anwendungsfälle erfolgt gemäß der zuvor erläuterten methodischen Vorgehensweise von der Ist-Analyse bis hin zur Evaluierung der umgesetzten Lösung.

DF.NRW	Ist-Analyse	Zielbildentwicklung	Konzipierung	Implementierung	Evaluierung
Digitales Cardboard Engineering Seite 9	Arbeitsplätze wurden bislang in aufwändigen und analogen Cardboard-Workshops geplant	Cardboard-Workshops sollen digitalisiert werden, um Kosten und Zeiten zu sparen	Sichtung und Vergleich mehrerer digitaler Tools führte zur VR-basierten Software Halocline	Einführung und Etablierung von Halocline erforderte die Einrichtung von Software und VR-Brille	Erhebliches Einsparpotenziale und Gewinnung neuer Daten durch die Digitalisierung von Cardboard-Workshops
KI-gestützte Personaleinsatz-planung Seite 12	Manuelle Planung an der analogen Magnettafel	Digitalisierung der Planung unter Berücksichtigung bestehender Arbeitsabläufe	Entwicklung einer intuitiven Power Apps und Möglichkeit der Nutzung entstehender Daten für das Anlernen einer KI	Implementierung der digitalen Lösung, parallel dazu Antrainieren der KI und Ausrollen der KI-Unterstützung	Ermittlung der Auslastung der Mitarbeitenden, der Anwendungs-akzeptanz und der KI-Performance
Sprachbasiertes Werkerassistenz-system mit GenAI Seite 16	Mitarbeitende in der Produktion haben oft keinen Zugang zu Bildschirmarbeits-plätzen	Nutzung von Generativer KI für eine sprachbasiertes Anlerntool für Werkende	Dreistufiges Assistenzsystem: Voice Anweisungen, Mündl. Rückfragemöglichkeit, Akustisches Warnsystem	Implementierung eines ersten Prototyps und Optimierung der Modi	Systematische Erarbeitung von Feedback mithilfe von Change Management und UX Research

Abb. 2 : Struktur einer datengetriebenen Zukunftsfabrik

DIGITALES CARDBOARD ENGINEERING ZUR GESTALTUNG VON ARBEITSPLÄTZEN

Die immer kürzer werdenden Produktlebenszyklen stellen Industrieunternehmen vor die Herausforderung, Produktionssysteme bis auf die Ebene einzelner Arbeitsplätze kontinuierlich an neue Bedingungen anzupassen [15, 16, 17]. Ein Arbeitsplatz, der heute als optimal gilt, kann unter Umständen schon morgen den veränderten Anforderungen nicht mehr gerecht werden. In diesem Kontext bietet das sogenannte Cardboard Engineering, also die Erstellung physischer Arbeitsplatzprototypen, einen bewährten Ansatz, um unter Einbindung der Mitarbeitenden erste Konzepte zu entwickeln. Allerdings erweisen sich analoge Cardboard-Workshops in der Praxis häufig als unflexibel, insbesondere wenn es darum geht, komplexe Szenarien zu simulieren und zu analysieren oder zeitnah auf neue Anforderungen zu reagieren [18]. Die Integration digitaler Technologien eröffnet neue Möglichkeiten, die Grenzen analoger Cardboard-Workshops zu überwinden. Durch den Einsatz von Virtual Reality (VR), Augmented Reality (AR) oder digitalen Simulationstools können Arbeitsplatzkonzepte nicht nur visuell dargestellt, sondern auch interaktiv getestet und optimiert werden [19]. Im Rahmen der Transformation Area Production Engineering haben wir digitale Technologien eingesetzt, um das Cardboard Engineering zur Gestaltung von Arbeitsplätzen zu digitalisieren. Dieser Anwendungsfall dient somit als KI-Enabler, indem er strukturierte, digitale Arbeitsplatzmodelle schafft, die für nachgelagerte KI-gestützte Analysen, Simulationen und Optimierungen genutzt werden können. Im Folgenden wird der Anwendungsfall anhand des im Projekt angewandten systematischen Vorgehens vorgestellt.

Ist-Analyse

In der Vergangenheit wurden Arbeitsplätze der Projektbeteiligten im Rahmen von analogen Cardboard Engineering-Workshops geplant und validiert. Dieser Prozess ist mit erheblichem Aufwand verbunden, da Materialien wie Pappe und Holz zur Nachbildung des Arbeitsplatzes beschafft und die physischen Modelle entsprechend Abb. 3 aufgebaut werden müssen. Zudem ist ausreichend Platz erforderlich, um den gesamten zu simulierenden Prozess abzubilden. Daher ist dieses Vorgehen bei der Planung großer Montagelinien oft an seine Grenzen gestoßen. Während eines Cardboard-Workshops erfolgt die Erfassung von Informationen und Daten überwiegend analog. Beispielsweise müssen Zeiten für Arbeitsabläufe in Testläufen manuell gemessen und dokumentiert werden. Darüber hinaus werden Ergonomiebewertungen der Vorgänge durch dafür geschulte Mitarbeitende durchgeführt, die über Kenntnisse sicherheitsrelevanter Richtlinien und Kriterien verfügen müssen. Zudem erfolgt eine händische Ermittlung optimaler Laufwege, indem verschiedene Optionen getestet und der beste Weg bestimmt wird. Diese Herausforderungen verdeutlichen die Grenzen des analogen Cardboard Engineering. Insbesondere die hohe Aufwandsintensität, der begrenzte Platzbedarf und die fehleranfällige manuelle Datenerfassung erschwerten bislang eine effiziente und flexible Gestaltung von Arbeitsplätzen.

Abb. 3 : Analoger Cardboard-Workshop

Zielbildentwicklung

Die Digitalisierung von Cardboard-Workshops verspricht ein hohes Potenzial, um die bestehenden Herausforderungen der Arbeitsplatzgestaltung im Projekt Datenfabrik.NRW zu adressieren. Anstelle eines aufwendigen physischen Aufbaus zur Erprobung von Arbeitsplätzen bestand das Ziel darin, eine flexible und anpassungsfähige Planung in einer digitalen Umgebung zu ermöglichen. Ein Fokus lag auf der erheblichen Reduzierung der Durchführungszeiten von Cardboard-Workshops. Gleichzeitig sollten bisher manuell erfasste Daten – etwa zur Geh- und Montagezeitermittlung sowie zur ergonomischen Bewertung – automatisiert generiert, gespeichert und weiterverarbeitet werden. Durch den Einsatz digitaler Technologien lassen sich diese Informationen nicht nur effizienter erheben, sondern auch gezielt für weiterführende Optimierungen nutzen. Neben der gesteigerten Flexibilität und Präzision soll mit einer digitalen Lösung zudem eine erhebliche Kosteneinsparung einhergehen. Darüber hinaus ermöglichen die erfassten Daten eine nachhaltige und datenbasierte Weiterentwicklung zukünftiger Arbeitsplatzgestaltungen, wodurch langfristig Effizienz und Ergonomie kontinuierlich verbessert werden können.

Konzipierung

Im Zuge der Konzipierung stellte sich für das Projektteam zunächst die Frage, ob eine eigenständige digitale Lösung entwickelt werden muss oder ob bereits existierende Softwarelösungen die definierten Anforderungen erfüllen können. Zur Beantwortung dieser Fragestellung wurden mehrere bestehende Systeme zur digitalen Arbeitsplatzgestaltung getestet und anhand definierter Kriterien bewertet. Die Analyse ergab, dass einige Lösungen insbesondere in den Bereichen der automatisierten Ergonomiebewertung sowie der präzisen Ermittlung von Prozess- und Gehwegzeiten Defizite aufwiesen. Auf Basis dieser Bewertung wurde die Software Halocline® als geeignete Lösung identifiziert, da sie nicht nur die funktionalen Anforderungen erfüllt, sondern zusätzlich eine VR-gestützte Arbeitsplatzsimulation ermöglicht. Für Implementierung und Nutzung von Halocline® sind insbesondere die Beschaffung interner CAD-Daten sowie die modellhafte Gestaltung von Arbeitsplätzen innerhalb der Softwareumgebung notwendig. Bereits in der Konzipierung stand fest, dass nach der Implementierung im Rahmen einer Evaluierung folgende Kriterien im Vergleich zum analogen Cardboard-Engineering analysiert werden sollten: der Zeitaufwand für die Durchführung eines Workshops, der erforderliche Platzbedarf, die anfallenden Kosten, die Einbindung der Mitarbeitenden, die Dauer der Zeitaufnahmen einzelner Arbeitsschritte, die Qualität der Ergonomiebewertung, die Genauigkeit der Laufwegermittlung sowie der Aufwand für die Beschaffung notwendiger Bauteile.

Implementierung

Die Implementierung und Verwendung der Halocline®-Software beinhaltete im ersten Schritt die Einrichtung der Software und die damit verbundene detaillierte Nachgestaltung eines zu evaluierenden Arbeitsplatzes. Ein zentraler Aspekt war der Import von STEP-Dateien der Bauteile, die am Arbeitsplatz bearbeitet werden sollten. Obwohl die Software auch Standarddateien für Materialien bereitstellte, erwiesen sich diese häufig als unzureichend, weshalb zusätzlich spezifische STEP-Dateien für die benötigten Materialien erforderlich waren. Für die Konfiguration der Arbeitsplätze standen in der Software in der Regel vorgefertigte Elemente zur Verfügung, welche ausreichend waren und benutzt werden konnten. Diese Elemente-Bibliothek ergänzt sich stetig durch den Input der nutzenden Unternehmen und Hersteller von Arbeitsplatzelementen, die ihre Konstruktionen veröffentlichen und nutzbar machen. Ein weiterer wichtiger Schritt war die Einrichtung der VR-Brille, die im Rahmen des digitalen Cardboard-Workshops verwendet werden sollte. Zunächst war die VR-Brille ausschließlich in einem speziell dafür eingerichteten Raum nutzbar. Dieser war mit entsprechender Sensorik ausgestattet, um eine optimale Nutzung zu gewährleisten. Die Halocline®-Software wurde im Anschluss an die Einrichtung mit der VR-Brille verbunden, um die Inhalte auf die Brille zu projizieren. Um die Mitarbeitenden auf die Anwendung der Software vorzubereiten, wurde eine Schulung durchgeführt, die in Form eines Kick-Off-Workshops stattfand. Nach dem erfolgreichen Abschluss des ersten Pilotworkshops wurde eine moderne und erweiterte VR-Brille angeschafft, die die Durchführung der Cardboard-Workshops in jedem Raum ermöglicht. Abb. 4 illustriert einen beispielhaften Aufbau einer neuen Montagelinie in der Halocline®-Software.

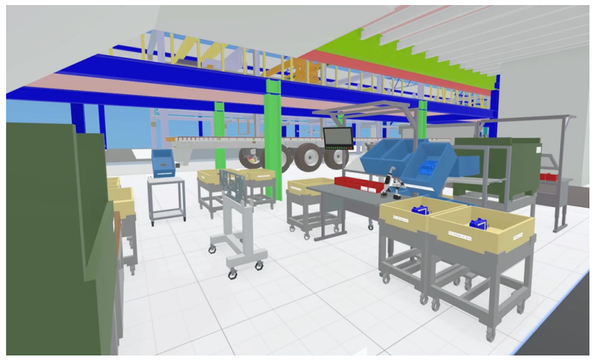


Abb. 4: Digitales Cardboard-Engineering mit Halocline®

Evaluierung

Es wurde schnell ersichtlich, dass die Digitalisierung von Cardboard-Workshops durch die Nutzung digitaler Planungssoftware signifikante Potenziale eröffnet hat. Um den Nutzen dieser Anwendung quantitativ zu erfassen, wurde eine Evaluierung der Halocline®-Workshops im Vergleich zum zuvor praktizierten analogen Cardboard-Engineering anhand der zuvor definierten Bewertungskriterien durchgeführt. Es zeigte sich, dass der Zeitaufwand für die Durchführung eines digitalen Cardboard-Workshops im Gegensatz zur analogen Planung auf weniger als die Hälfte der ursprünglich benötigten Zeit reduziert werden konnte. Darüber hinaus ermöglichten Revisionsschleifen, wie beispielsweise die Anpassung von Arbeitsplätzen, eine unkomplizierte Umsetzung. Im Gegensatz zum analogen Cardboard-Engineering erfordert die Nutzung von Halocline® keinen physischen Platzbedarf, was die Planung umfangreicher Montagelinien begünstigt hat. Zudem konnten relevante Daten, wie Zeitmessungen für Arbeitsschritte, Ergonomiebewertungen sowie die Ermittlung optimaler Laufwege, automatisiert über das Tool generiert und gespeichert werden. Schraubprozesse müssen allerdings weiterhin händisch aufgenommen werden und werden bis zum jetzigen Zeitpunkt vom Tool noch nicht unterstützt. Diese Datenerhebung birgt ein erhebliches Potenzial für zukünftige und darauf aufbauende Anwendungen insb. in Bezug auf Künstliche Intelligenz.

Best Practices

1. Binde alle relevanten Abteilungen frühzeitig ein und führe gezielte Schulungen der Mitarbeitenden im Umgang mit VR-Technologien und der erforderlichen Software durch.

2. Formuliere Anforderungen an Soft- und Hardware als Grundlage für die Auswahl eines geeigneten VR-Tools klar und umfassend.

3. Etabliere und nutze konsequent ein zentrales System zur strukturierten Verwaltung und Ablage aller relevanten Daten.

KI-GESTÜTZTE PERSONALEINSATZ-PLANUNG FÜR SPRINGERMITARBEI-TENDE

Die Komplexität und Variantenvielfalt von Produkten steigen fortwährend. Hieraus ergibt sich in vielen Betrieben eine stark schwankende Arbeitslast für die Mitarbeitenden. Um diese Schwankungen abzufedern und gleichzeitig eine Einhaltung der Takt- und Vorgabezeiten zu gewährleisten werden sog. Springer bzw. Springerinnen eingesetzt. Diese unterstützen z. B. bei der Montage von Bauteilen an überlasteten Arbeitsplätzen. Die schwankende Arbeitslast führt dazu, dass für jede Schicht eine eigene Einsatzplanung der Springermitarbeitenden durchgeführt werden muss. Diese hat das Ziel, die Springer unter Berücksichtigung ihrer Qualifikation möglichst gleichmäßig auszulasten. Die Springer müssen außerdem über ihren Einsatzort und auszuführende Tätigkeiten informiert werden.

Ein weit verbreitetes Problem in der Personaleinsatzplanung ist das Vorhandensein von subjektiven Einschätzungen bei der Beurteilung der Eignung eines Mitarbeitenden [13]. Gepaart mit mangelhaft dokumentierten Regeln und Logiken der komplexen Abhängigkeiten in den Montageprozessen, muss der Planende also sein implizites Erfahrungswissen für die Springerverplanung heranziehen. Daraus ergibt sich einerseits ein hoher Bedarf an Unterstützungstools. Andererseits entsteht so eine mangelhafte Datengrundlage für den Einsatz datengetriebener Lösungen, welche die Planung beschleunigen und somit die Mitarbeitenden entlasten soll.

Ist-Analyse

Die Initiierung des Arbeitspaketes wurde im Rahmen eines Workshops mit den prozessverantwortlichen Mitarbeitenden direkt im Werk durchgeführt. Im Zuge dieses Workshops wurde zunächst der relevante Arbeitsbereich definiert, welcher bei dieser Gelegenheit begangen wurde. Auf diese Weise konnte ein erstes grundlegendes Verständnis der Probleme und Bedürfnisse der Mitarbeitenden erarbeitet werden. Dieses wurde in weiteren Workshops vertieft, um daraus einen konkreten Use-Case zu entwickeln.

Der hier beschriebene Use-Case bestätigte gleich mehrere der eingangs erläuterten Herausforderungen einer datengetriebenen Personaleinsatzplanung. Die Einsatzplanung der Springer erfolgte bislang mithilfe einer analogen Magnettafel (Abb. 5). Mithilfe dieser Magnettafel wurden im ersten Schritt zu verbauende Bauteile oder -gruppen den einzelnen Fertigungsaufträgen zugeordnet. Im zweiten Schritt wurden die zur Verfügung stehenden Springer diesen Montageaufgaben zugeordnet. Dies geschah analog und manuell durch den schichtverantwortlichen Planenden.

Abb. 5 :Analoge Magnettafel zur Springerverplanung

Nichtsdestotrotz wurden auch in diesem analogen Prozess vereinzelte Datenquellen herangezogen. Die Informationen über die Reihenfolge der Fertigungsaufträge und die jeweils enthaltenen Baugruppen wurde beispielsweise aus dem bestehenden SAP-System extrahiert. Dort finden sich zudem die Bezeichnungen und Code-Nummern der Baugruppen, die Bedarfsmenge und der Arbeitsplatz sowie die Vorgangsdauer der Montage. Die Informationen über die Qualifikationen der einzelnen Mitarbeitenden war zudem manuell in einer Excel-Datei gepflegt. Keinerlei dokumentierte Informationen ließen sich zu der exakten Reihenfolge der Montage und den Abhängigkeiten und Beziehungen zwischen den einzelnen Baugruppen identifizieren.

Zielbildentwicklung

Die Schwächen und Herausforderungen des aktuellen Zustandes wurden zusammen mit den zukünftigen Anwendenden und relevanten Stakeholdern in Anforderungen an einen gewünschten Zielzustand übersetzt. Dafür wurden Interviews geführt und Workshops mit den Prozessbeteiligten durchgeführt. Als Ergänzung der dokumentierten Anforderungen, Herausforderungen und Machbarkeitsanalysen wurde der gewünschte Zielzustand visualisiert. In diesem Use-Case waren zwei Kernanforderungen, dass die Lösung nah am gewohnten Prozess der Mitarbeitenden entwickelt und dabei eine möglichst hohe Transparenz der KI-Entscheidung gewährleistet werden sollte.

Die durch die Digitalisierung des Prozesses entstehenden Daten können verwendet werden, um mithilfe von KI das Verhalten des Planenden zu lernen und für zukünftige Planungsszenarien zu verwenden. Durch diese Vorgehensweise sollte den mangelhaft dokumentierten Regeln und Logiken der Verplanung begegnet und ein Planungsvorschlag generiert werden, der dem Planenden ein bestmögliches Abbild sowohl der Montagereihenfolge als auch der passenden Zuordnung der Springer ausgibt. Notwendige Korrekturen durch den Planenden könnten so wiederum genutzt werden, um das KI-Modell weiter zu verbessern.

Konzipierung

Aufbauend auf der Analyse des bestehenden Planungsprozesses und dem gewünschten Zielzustand, wurde ein systematischer Ansatz entwickelt, um das angestrebte Zielbild unter Berücksichtigung der aktuellen Herausforderungen zu adressieren. Aufgrund der mangelnden Datengrundlage und -verknüpfung sollte als erste Zwischenlösung eine anwendungsfreundliche Power-Apps® Oberfläche entwickelt werden. Dafür wurden grundlegende Stammdaten aus bestehenden Quellen so zusammengeführt und aufbereitet, dass die notwendigen Informationen für eine manuelle, aber digitalisierte Planung in der App vorlagen. Dieser erste Schritt der Digitalisierung ermöglichte die Schaffung einer Datengrundlage, welche für das Antrainieren eines KI-Modells genutzt werden konnte. Bereits zu Beginn dieser Entwicklung war ein Erfolgsfaktor für den Use Case die Einbindung der IT-Abteilung und des Betriebsrates. Auf diese Weise kann eine Lösungsintegration in die bestehende IT-Landschaft unter Wahrung der Bedürfnisse der Mitarbeitenden gewährleistet werden.

Die finale Lösung sollte verschiedene, zuvor ausgewählte KI-Modelle integrieren, um Vorhersagen zur optimalen Montagereihenfolge und zur benötigten Anzahl und Verteilung der Mitarbeitenden zu generieren. Durch Nutzung von Azure Functions® sollten rechenintensive Prozesse effizient ausgelagert werden, während die Ausgabe der Vorhersage wieder in die bereits entwickelte App zurückgespielt werden sollte. Mithilfe der Korrekturen des Vorschlags durch die Mitarbeitenden soll das KI-Modell weiter trainiert und verbessert werden. Abbildung 6 zeigt eine schematische Systemarchitektur des beschriebenen Konzepts.

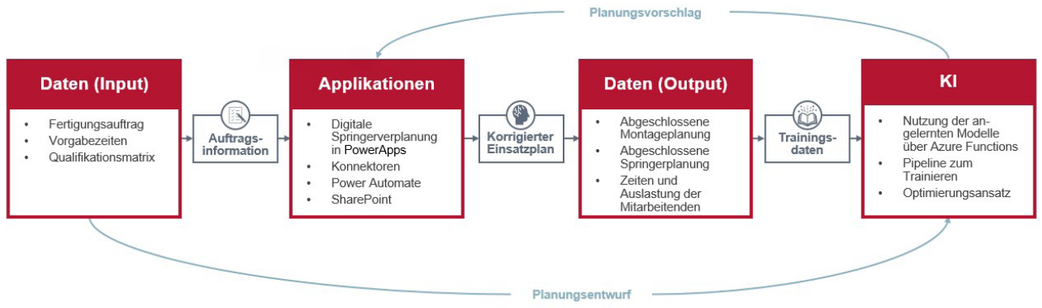


Abb. 6: Konzeptionelle Systemarchitektur der intelligenten Personaleinsatzplanung

Implementierung

Die Implementierung fand stufenweise statt. Um schließlich auf der digitalisierten Lösung eine KI-gestützte Lösung aufbauen zu können, war es zunächst erforderlich, mit der Zwischenlösung über einen Zeitraum von rund 6 Monaten Planungsdaten zu sammeln. Die vorgelagerte Implementierung der digitalen Planung ermöglichte ein frühes Einholen von Feedback zur Bedienoberfläche und Bedienbarkeit. So wurden Verbesserungsvorschläge iterativ eingearbeitet und eine sukzessive Verbesserung der User-Experience ermöglicht. Dafür springt man bei Bedarf in die Konzeptphase zurück, um z. B. grundlegende Fehler zu beheben oder neue Datenquellen einzubinden. Nach Erreichung der kritischen Menge an Datenpunkten, wurde parallel zur digitalen Planung die Auswahl und das Training der KI-Modelle vorangetrieben. Nachdem diese in die Lösung eingebunden wurden, konnte eine finale Version ausgerollt werden. Diese ist in der Lage, die zuvor erlernten Planungsmuster hinsichtlich der Aufbaureihenfolge und der zugrundliegenden Planungsregeln in einen Vorschlag für die aktuellen Fertigungsaufträge umzuwandeln. In einem zweiten Schritt können die Mitarbeitenden auf Basis der Qualifikationsmatrix automatisiert auf die Aufgaben verteilt werden. Bei fehlenden Qualifikationen müssen weiterhin händische Zuordnungen gemacht werden. Diese fließen über den Datenoutput wiederum in das Training der KI ein. Ein Auszug der entwickelten App mit den beschriebenen KI-Funktionalitäten ist in Abb. 7 dargestellt.

Evaluierung

Die Evaluierung der intelligenten Personaleinsatzplanung erfolgt in mehreren Schritten, um die Wirksamkeit und Effizienz der Anwendung zu beurteilen. Zunächst wird die Qualität der generierten Planungsvorschläge analysiert. Ein zentraler Aspekt dieser Evaluierung ist die Identifikation von Abweichungen und Verbesserungspotenzialen, die aus den Rückmeldungen der Planenden resultieren. Außerdem werden Metriken wie die Auslastung der Springer, die Einhaltung von Taktzeiten und die Qualität der Montage berücksichtigt. Ein weiterer wichtiger Evaluationsschritt besteht darin, die Anwendungsakzeptanz der neuen Lösung zu messen.

Hierzu werden regelmäßige Feedback-Runden und Interviews mit den Mitarbeitenden durchgeführt, um deren Erfahrungen mit der Anwendung zu erfassen. Die Akzeptanz ist entscheidend, da eine hohe Nutzungszufriedenheit zur erfolgreichen Implementierung und Nutzung der Anwendung beiträgt. Darüber hinaus wird die Performance der eingesetzten Machine-Learning-Modelle kontinuierlich überwacht. Dies geschieht durch die Verwendung von Testdaten, die aus dem Produktionsalltag stammen, um die Modelle hinsichtlich ihrer Vorhersagegenauigkeit zu validieren.

Die Evaluierung schließt perspektivisch mit der Analyse der langfristigen Auswirkungen der intelligenten Personaleinsatzplanung auf die Produktionsprozesse ab. Hierbei soll untersucht werden, inwiefern die neuen Ansätze zur Effizienzsteigerung, Kostensenkung und Verbesserung der Arbeitszufriedenheit beigetragen konnten.

Best Practices

1. Binde relevante Stakeholder von Anfang an ein.

2. Baue als Grundlage für den Einsatz von KI eine solide Datenbasis auf.

3. Entwickle eine KI-Anwendung iterativ unter Einbindung von Anwendungsfeedback.

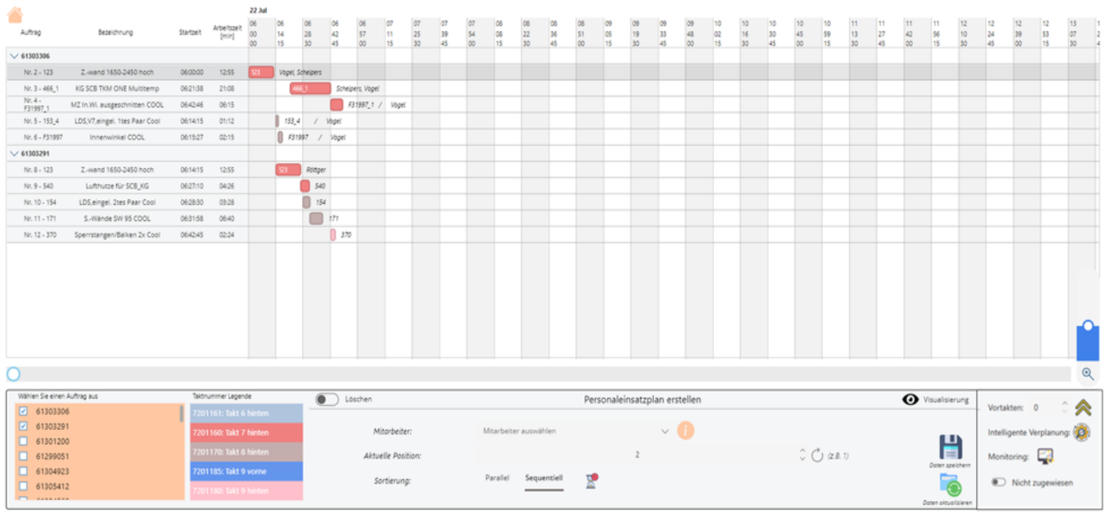


Abb. 7: KI-Basierte Personaleinsatzplanung in Power-App-Umgebung

SPRACHBASIERTES WERKZEUG ZUR EINARBEITUNG VON PRODUKTIONS-MITARBEITENDEN

Mit Hilfe von Generativer KI

Generative KI hat den Bereich von Chat- und Sprachassistenzsystemen verändert. Große Sprachmodelle ermöglichen die effektive Verarbeitung umfangreicher Text- und Sprachdaten, sodass Systemausgaben spontan generiert und in wohlformulierter Sprache präsentiert werden können. Nutzerinnen und Nutzer erwarten durch den Einsatz von Generativer KI eine flexiblere und situationsgerechtere Interaktion.

Auch wenn die Grundfunktionen großer Sprachmodelle — wie das Zusammenfassen von Texten, Übersetzen oder das Suchen und Verarbeiten von Inhalten — nicht zu den Kernaufgaben der Mitarbeitenden in der Produktion zählen, können diese Fähigkeiten dennoch ihre Arbeit sinnvoll ergänzen und unterstützen. Eine große Herausforderung in Zeiten des Fachkräftemangels ist z. B. die Einarbeitung neuer Mitarbeitenden in neue oder sich ändernde Aufgabengebiete, oder die Schulung an wechselnden Arbeitsplätzen. Dabei ist insbesondere die Möglichkeit der Personalisierung von Anweisungen, also z. B. der Zuschnitt auf besondere Fähigkeitsprofile eines Mitarbeitenden, interessant. Trotz spürbarer Vorbehalte in einigen Unternehmen durch die Problematik der Halluzination, der Datensicherheit oder rechtlicher Anforderungen, sehen wir großes Potenzial in der Weiterentwicklung der Betriebsabläufe, wenn Generative KI mit dem Menschen zusammenarbeitet.

Ist-Analyse

In den Produktionen der Projektbeteiligten sind Arbeitsplätze ohne Bildschirm weit verbreitet, was die Bereitstellung von Informationen für die Mitarbeitenden dort erschwert. Bestehende Systeme werden selten genutzt, wenn sie nicht direkt am Arbeitsplatz verfügbar sind. Zudem haben neue Mitarbeitende oft keinen direkten Zugriff auf aktuelle Informationen oder Schulungsmaterialien, was das Anlernen zeitaufwändig macht, und qualifiziertes Personal bindet. Der Bedarf, neue Mitarbeitende schnell und effizient anzulernen, steigt aber aufgrund von Fachkräftemangel, steigender Zahl von Quereinsteigenden und schwankender Auftragslage kontinuierlich an. Somit ergab sich im Projekt der Bedarf für eine Lösung, die viele Mitarbeitende schnell anlernen kann, ohne dabei Einbußen bei der Qualität hinnehmen zu müssen. Neben der Identifikation der beschriebenen Pain-Points wurden in den Workshops außerdem Bedenken der Stakeholder identifiziert und KPIs herausgearbeitet, um eine akzeptierte Lösung zu entwickeln, deren Erfolg im Nachgang messbar ist.

Zielbildentwicklung

Basierend auf den Erkenntnissen der Ist-Analyse wurde das Ziel formuliert, den Anlernprozess zu verschlanken und gleichzeitig die Qualität zu erhalten oder durch die Einbindung von implizitem Wissen sogar zu erhöhen. Gemeinsam mit den Mitarbeitenden wurde erarbeitet, wie eine optimale Lösung für den Use Case aussehen könnte.

Um dem Problem der fehlenden Bildschirmarbeitsplätze zu begegnen, soll ein sprachbasiertes Assistenzsystem entwickelt werden. Auf diese Weise kann die Lücke zwischen dem Informationsbedarf und der Informationsverfügbarkeit geschlossen werden. Dieses soll Anzulernende dabei unterstützen, Fehler zu vermeiden, Fehler schnell zu identifizieren und zu korrigieren, die Unfallgefahr zu reduzieren, Taktzeitüberschreitungen zu vermeiden und insgesamt die Arbeitszufriedenheit zu erhöhen. Ein solches System wird zudem erfahrene Mitarbeitende entlasten, die bisher für die Einarbeitung neuer Kolleginnen und Kollegen abgestellt werden müssen. Das Zielbild umfasst somit ein flexibles Assistenzsystem, das sich an die individuellen Bedürfnisse der Nutzenden anpasst und gleichzeitig die Anforderungen des Produktionsprozesses erfüllt.

Konzipierung

Das geplante System wurde detailliert ausgearbeitet. Die vorliegenden Daten sollen möglichst automatisiert genutzt werden. Die Nutzung von Generativer KI in Form eines LLM-basierten Retrieval Augmented Generation (RAG) ermöglicht es, relevante Informationen aus den vorhandenen Dokumenten und Schulungsunterlagen in gut verständlicher Sprache zugänglich zu machen. Als RAG bezeichnet man eine Architektur, bei der die Antworten des LLM mit Informationen aus einer Datenquelle angereichert werden (“retrieval augmented”). Die Daten wurden in Abschnitte unterteilt, und in Embeddings umgewandelt. Je besser das LLM relevante Abschnitte in der Datenquelle identifizieren kann, desto wahrscheinlicher ist es, dass die Antwort passend und faktentreu sein wird. In Absprache mit dem Partnerunternehmen wurde darauf geachtet, die Datenschutzanforderungen und die Vorgaben des EU AI Acts einzuhalten.

Um größtmöglichen Wert für die Werker zu schaffen, wurde eine Sprachinteraktion inklusive eines LLM-basierten RAG mit den folgenden drei Modi konzipiert:

Lineare, taktzeitgebundene auditive Arbeitsschrittfolge: Neue Mitarbeitende erhalten schrittweise Anweisungen über Kopfhörer, die genau auf die Taktzeiten abgestimmt sind. Dies ermöglicht ein effektives Arbeiten ohne Verzögerungen.

Mündliche Rückfragemöglichkeit: Anzulernende können Fragen stellen, die vom System beantwortet werden. Dies fördert ein tieferes Verständnis der Tätigkeiten und ermöglicht es, Unklares direkt zu beseitigen, ohne den Arbeitsfluss zu unterbrechen.

Akustischen Warnungen: Den Mitarbeitenden werden taktabhängige akustische Signale oder kurze Textinformationen bereitgestellt, um routinebedingte Fehler zu vermeiden und die Aufmerksamkeit auf kritische Prozessschritte zu lenken.

Dabei wird die Navigation über geschriebene oder gesprochene Sprache gesteuert. Das RAG-System wird für die Rückfragemöglichkeit eingesetzt.

Implementierung

Zunächst wurden die vorhandenen Datenquellen – Arbeitsschrittfolgen, Einpunktschulungen und Anlernvideo – digital aufbereitet. Eine Typologie für die verschiedenen Bild- und Texttypen wurde entwickelt, um die Inhalte über den Audiokanal verständlich zu vermitteln. Die schrittweise Abfolge sollte über notwendige Tätigkeiten, Taktzeiten, Warnhinweise und Schutzkleidung informieren sowie detaillierte Hinweise aus den Arbeitsschrittfolgen bereitstellen (s. linker Teil). Im RAG-System (Abb. 8, rechter Teil) können Rückfragen zu den Tätigkeiten am Arbeitsplatz gestellt werden: Das System greift auf die klar abgegrenzte Datenbasis zu und liefert präzise Antworten aus den vorhandenen Dokumenten. Dabei wurden Maßnahmen ergriffen, um die Faktentreue zu gewährleisten und Fehlinformationen zu vermeiden. Maßnahmen für eine hohe Faktentreue reichen von Einstellungen, die dem LLM weniger Freiheiten in seiner Antwort geben (“Temperature”, Prompt Engineering), über Query-Umformulierungen, bis zu einem guten Auswahlmechanismus der für die Antwort relevanten Abschnitte (Ähnlichkeitsindex, “Chunking”, “Reranking”).

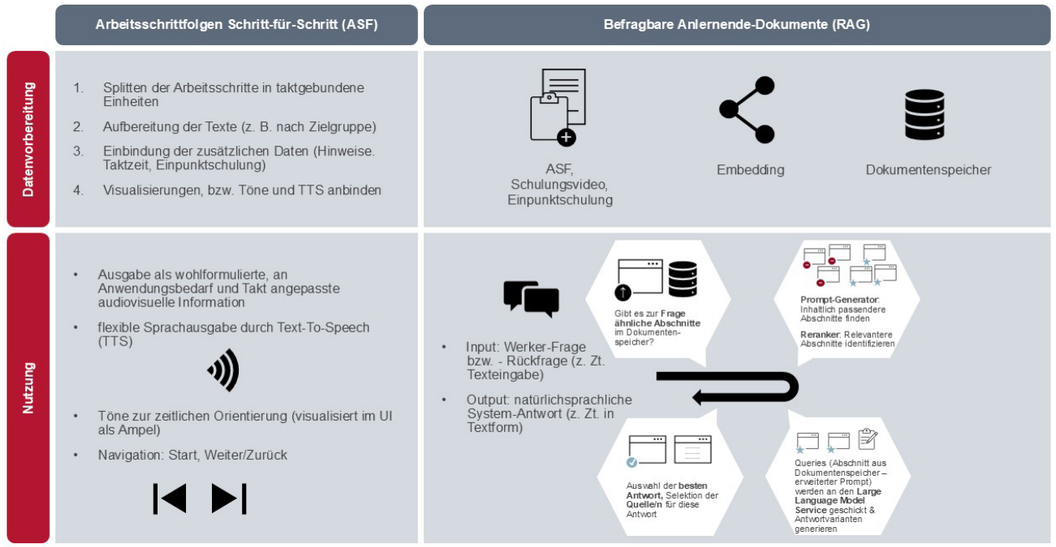


Abb. 8 :Datenvorverarbeitung & Nutzung in ASF & RAG-Komponente

Zu Demonstrationszwecken und als erster Schritt im iterativen Arbeitsprozess wurde ein visuelles Interface erstellt. Nach dem Feedback der Mitarbeitenden wurde der Zuschnitt der drei Qualifizierungs-Modi überarbeitet. Um den unterschiedlichen Bedürfnissen der Nutzenden gerecht zu werden, sollen die Nutzenden später in der Lage sein, einzelne Einstellung selbst zu konfigurieren. Der Einsatz von Audiosignalen zur Orientierung im Takt, analog zur visuellen Ampeldarstellung, wurde angepasst.

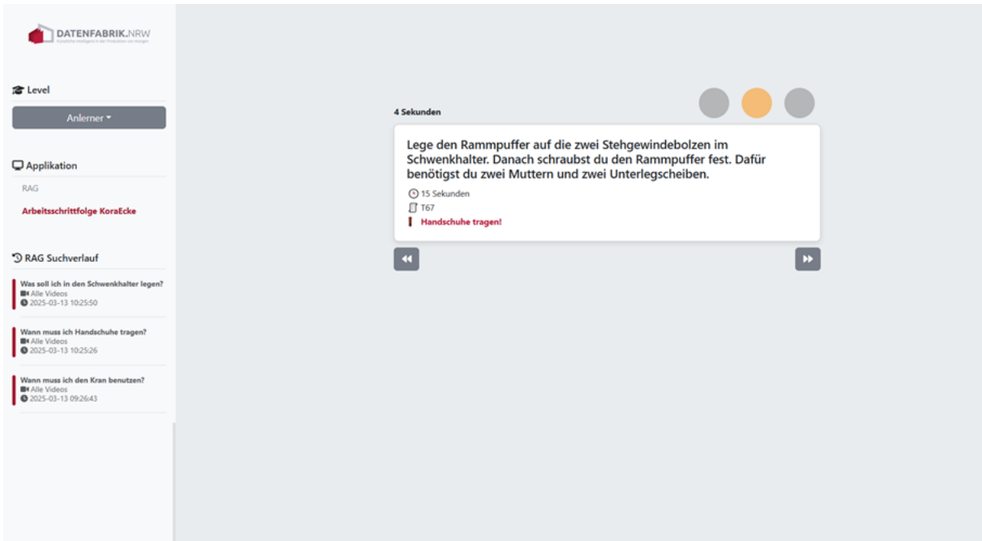


Abb. 9::Einzelner Schritt einer Arbeitsschrittfolge in Modus 1 (“Beginner”): Text an Taktzeit angepasst, Ampelsystem zur Orientierung im Takt

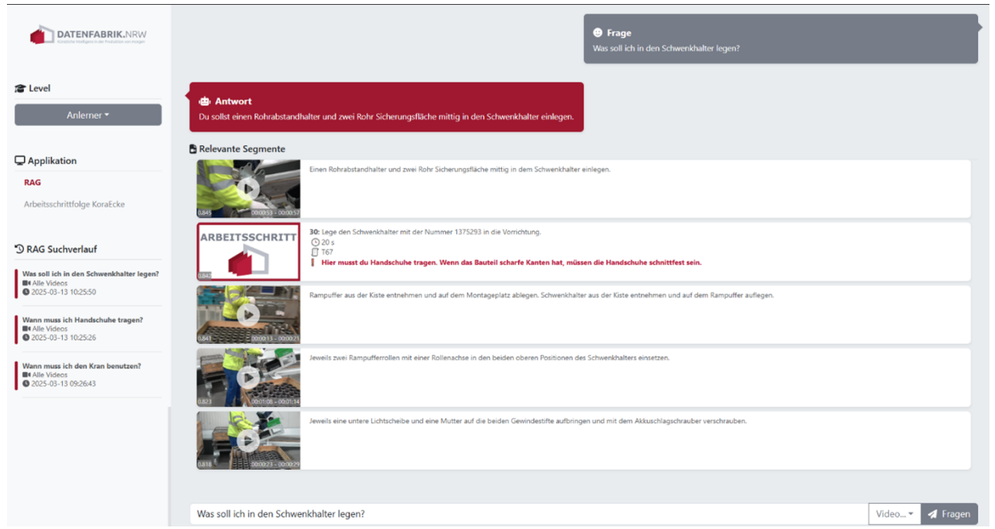


Abb. 10:: Interface der RAG-Komponente, auf dem Frage und wohlformulierte Antwort zu sehen sind, sowie die Quellen verlinkt sind.

Evaluierung

Die Erweiterungen und die Planung eines Tests vor Ort stehen an. Es ist vorgesehen, die Mitarbeitenden in der Nutzung des Tools zu begleiten und systematisch Feedback einzuholen. Dies geschieht angelehnt an Methoden des User Experience Research, um Akzeptanzbarrieren zu identifizieren und zu überwinden. Vor der Testphase vor Ort werden Benchmarks zur Antwortqualität sowie zur Faktentreue des RAG-Systems verwendet, um die Leistungsfähigkeit zu bewerten. Nach der Testphase sollen die definierten KPIs beurteilt werden: Steigerung der Effizienz des Anlernprozesses (Schnelligkeit der Einsatzbereitschaft der neuen Mitarbeitenden), Senkung der Kosten (kürzere Zeit der Doppelbelegung des Arbeitsplatzes durch erfahrene Mitarbeitende), Schutz der Mitarbeitenden vor Fehlern (keine Fehler, weniger Taktzeitüberschreitungen an diesem Arbeitsplatz). Außerdem wird hier ein besonderer Fokus auf das Vertrauen der Mitarbeitenden in das entwickelte System gelegt.

Best Practices

1. Recherchiere sauber und baue Use Cases so auf, dass GenAI dort eingesetzt wird, wo die Stärken der Technologie liegen.

2. Entwickle Lösungen iterativ, um Feedback einzuholen und Mitarbeitende mitzunehmen.

3. Nutze RAG, um unternehmensspezifische Inhalte für die KI verfügbar zu machen.

FAZIT: ERFOLGSFAKTOR FLEXIBILITÄT

Technologie und Methode im Einklang mit dem Unternehmensbedarf

Entlang der beispielhaften Use Cases aus dem Forschungsprojekt Datenfabrik.NRW wurde gezeigt, wie vielfältig und maßgeschneidert KI-Technologien in der modernen Produktion eingesetzt werden können. Dabei zeigt sich, dass es sowohl Gemeinsamkeiten als auch Unterschiede bei der Umsetzung von Use Cases mit den unterschiedlichen Ausprägungen von KI gibt. Eine zentrale Gemeinsamkeit liegt in der Notwendigkeit eines fundierten Business Understandings und eines systematischen Vorgehens von der Ist-Analyse über die Zielbildentwicklung bis hin zur Implementierung und Evaluierung. Unabhängig von der eingesetzten KI-Technologie profitieren alle Projekte von einer engen Einbindung der Mitarbeitenden und einer iterativen Entwicklung, die Anpassungen ermöglicht. Zudem erwies sich die frühzeitige Berücksichtigung der IT-Integration als entscheidend für den Erfolg.

Neben den Gemeinsamkeiten gibt es einige Unterschiede in der Herangehensweise und den Anforderungen der einzelnen KI-Technologien. Enabler Use Cases schaffen digitale Grundlagen, um die notwendige Basis für den Einsatz von KI-Technologien zu schaffen. Der Fokus liegt hierbei verstärkt auf der Auswahl geeigneter Soft- und Hardware. Diese kann in der Regel zugekauft werden und muss nicht selbst entwickelt werden. Bei der Traditionellen KI stehen Datenverfügbarkeit und -qualität im Mittelpunkt. Diese Projekte sind stark datengetrieben und erfordern umfangreiche, historische und strukturierte Daten für das Training der Modelle. Sind diese nicht vorhanden, weil z. B. Entscheidungsregeln nicht dokumentiert sind oder implizites Wissen der Mitarbeitenden herangezogen werden muss, müssen diese Daten erst generiert werden (siehe Enabler Use Case). Die Modellentwicklung und das Training sind zudem mit hohem Aufwand verbunden. Der Einsatz Generativer KI bringt weitere Besonderheiten mit sich. Generative KI ermöglicht es vor allem auch unstrukturierte Daten, wie beispielsweise Texte in natürlicher Sprache, Videos oder Audiodateien zu verarbeiten, dabei selbstständig neue Inhalte zu generieren und in natürlicher Sprache zu kommunizieren. Dadurch ergeben sich große Potenziale für eine niedrigschwellige Unterstützung von Produktionsmitarbeitenden. Die Implementierung solcher Systeme erfordert eine sorgfältige Planung hinsichtlich des Datenschutzes und der Datensicherheit. Zudem müssen Maßnahmen ergriffen werden, um die faktentreue der generierten Inhalte sicherzustellen und Fehlinformationen zu vermeiden. Hier hilft z. B. die Einbindung von RAG, um Antworten mit verlässlichen Datenquellen anzureichern.

Insgesamt haben wir verdeutlicht, dass es keine universelle Lösung für die Einbindung von KI und die Umsetzung entsprechender Projekte in der Produktion gibt. Die Wahl der richtigen Technologie für den konkreten Einsatzzweck und die Anpassung des methodischen Vorgehens an die spezifischen Anforderungen des Unternehmens sind entscheidend für den Erfolg von KI-Initiativen. Die Kombination aus fundiertem Business Understanding, methodischem Vorgehen und der Flexibilität im Umgang mit verschiedenen KI-Technologien bildet damit die Grundlage für die erfolgreiche Umsetzung einzelner KI-Projekte in der Fertigungsindustrie.

AUSBLICK

Das erwartet Sie in der dritten Ausgabe

Um den nachhaltigen Betrieb mehrerer KI-Anwendungen innerhalb bestehender Unternehmensstrukturen zu gewährleisten, ist ein professionelles Management nötig. Wie ein KI-Management die Grundlage für die effektive Verwaltung der KI-Initiativen gewährleisten kann, wird in der dritten Ausgabe der Datenfabrik.Insights gezeigt. Der Fokus liegt auf der Skalierung von entwickelten KI-Lösungen und der Integration dieser in bestehende IT- und Unternehmensinfrastrukturen. Hierbei werden Besonderheiten und Tipps für den Einsatz von Enterprise Architecture Management in der Produktion vorgestellt. Diese sollen als Leitfaden dienen, um unterschiedliche KI-Projekte systematisch zu steuern und zu koordinieren (siehe auch [20, 21, 22]). Dabei wird auch die Notwendigkeit hervorgehoben, KI-Initiativen kontinuierlich zu überwachen und anzupassen, um den sich laufend verändernden Rahmenbedingungen gerecht zu werden.

Ein weiteres zentrales Element der dritten Ausgabe ist die Definition von Rollen und Verantwortlichkeiten innerhalb einer Organisation, um eine klare Struktur für das KI-Management zu etablieren. Zudem wird die Bedeutung eines interdisziplinären Ansatzes herausgearbeitet, der verschiedene Stakeholder einbindet und eine agile Projektorganisation ermöglicht.

Durch die Kombination von theoretischen Ansätzen und praktischen Beispielen aus dem Forschungsprojekt Datenfabrik.NRW wird Teil 3 der Datenfabrik.Insights Unternehmen wertvolle Einblicke und Handlungsempfehlungen bieten, um KI-Projekte erfolgreich zu managen, zu skalieren und dauerhaft in den bestehenden Betriebsabläufen zu verankern. So wird dieser Teil nicht nur die Erkenntnisse der ersten beiden Teile zusammenführen, sondern auch eine zentrale Ressource für die Entwicklung datengetriebener Fabriken darstellen.

Jonas Lick
Wissenschaftlicher Mitarbeiter
Enterprise Architecture
Engineering

Ein professionelles KI-Management ist entscheidend, um KI-Lösungen erfolgreich zu skalieren und nahtlos in bestehende Unternehmensstrukturen zu integrieren. Durch klare Rollenverteilung und einen interdisziplinären Ansatz können Unternehmen die Potenziale der Künstlichen Intelligenz nachhaltig nutzen.

LITERATURVERZEICHNIS

[1] Hartmann, S.; Brock, J.; Lick, J. (2024). Datenfabrik.Insights Ausgabe 1 – KI in der Datenfabrik.NRW, S. 4-14. https://doi.org /0.13140/RG.2.2.26100.26243. Online verfügbar unter: https://www.datenfabrik-nrw.de/wp-content/uploads/Whitepaper_Datenfabrik.pdf (Abgerufen am 23.01.2025)

[2] Rammer, C., Bundesministerium für Wirtschaft und Energie (BMWi) (Hrsg.) (2021). Herausforderungen beim Einsatz von Künstlicher Intelligenz: Ergebnisse einer Befragung von jungen und mittelständischen Unternehmen in Deutschland, S. 15-16. Online verfügbar unter: https://www.bmwk.de/Redaktion/DE/Publikationen/Digitalisierungsindex/publikation-download-ki-herausforderungen.pdf?__blob=publicationFile&v=1 (Abgerufen am 27.01.2025)

[3] von Enzberg, S., Weller, J., Brock, J., Merkelbach, S., Panzner, M., Lick, J., ... & Dumitrescu, R. (2024). On the Current State of Industrial Data Science: Challenges, Best Practices, and Future Directions. Procedia CIRP, 130, 1454-1461.

[4] Bitkom (2017). Künstliche Intelligenz - Wirtschaftliche Bedeutung, gesellschaftliche Herausforderung, menschliche Verantwortung, S. 29. Online verfügbar unter: https://www.bitkom.org/sites/main/files/file/import/171012-KI-Gipfelpapier-online.pdf (Abgerufen am 23.01.2025)

[5] Banh, L., Strobel, G. (2023). Generative artificial intelligence. Electron Markets 33:63, S. 1ff. https://doi.org/10.1007/s12525-023-00680-1

[6] Drukker, L., Noble, J. A., & Papageorghiou, A. T. (2020). Introduction to artificial intelligence in ultrasound imaging in obstetrics and gynecology. Ultrasound in Obstetrics and Gynecology, 56(4), S. 498–505. https://doi.org/10.1002/uog.22122

[7] Ploennigs, J., Berger, M. (2024). Generative AI and the History of Architecture. In: Moral-Andrés, F., Merino-Gómez, E., Reviriego, P. (eds) Decoding Cultural Heritage, S. 23-25. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-57675-1_2

[8] KI.NRW. (2024). KI-Schlüsselbegriffe – KI.NRW. Online verfügbar unter https://www.ki.nrw/ki-schluesselbegriffe/#14 (Abgerufen am 24.01.2025)

[9] Taulli, T. (2019). Artificial Intelligence Basics. In Apress eBooks, S. 41-67. https://doi.org/10.1007/978-1-4842-5028-0

[10] Wecke, B. (2024), Grundlagen der Generativen KI. In: Wachstum durch den Einsatz von Generativer KI. Essentials, S. 5-7. Springer Gabler, Wiesbaden. https://doi.org/10.1007/978-3-658-44041-1_2

[11] Yenduri, G., Ramalingam, M., Selvi, G. C., Supriya, Y., Srivastava, G., Maddikunta, P. K. R., Raj, G. D., Jhaveri, R. H., Prabadevi, B., Wang, W., Vasilakos, A. V., & Gadekallu, T. R. (2024). GPT (Generative Pre-Trained Transformer)— A Comprehensive Review on Enabling Technologies, Potential Applications, Emerging Challenges, and Future Directions. IEEE Access, 12, 54608–54649. https://doi.org/10.1109/access.2024.3389497

[12] Pleines, M. (2020). Generative Adversarial Networks: Verschiedene Varianten und Anwendungen aus der Praxis. In Springer eBooks, S. 167–187. https://doi.org/10.1007/978-3-658-29562-2_8

[13] Lick, J., Disselkamp, J. P., Kattenstroth, F., Trienens, M., Rasor, R., Kühn, A., & Dumitrescu, R. (2024). Digital Factory Twin: A Practioner-Driven Approach for Integrated Planning of the Enterprise Architecture. Procedia CIRP, 128, 603-608.

[14] Hartmann, S., Brock, J., Kühn, A., & Dumitrescu, R. (2024). Applying Artificial Intelligence in the Smart Factory: Lessons Learned from real-world use cases. Procedia CIRP, 130, 100–105. https://doi.org/10.1016/j.procir.2024.10.062

[15] Prinz, C., Gorsek, D., Ranft, A., Stürzebecher, P., Haase, T., Hauptvogel, M., Wannöffel, M. & Kuhlenkötter, B. (2023). Flexible Produktion: Partizipative Gestaltung einer individualisierten Personaleinsatzplanung unter Berücksichtigung von Belastungsfaktoren mit Unterstützung des Wissensmanagements. Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb, 118(6), 387-394. https://doi.org/10.1515/zwf-2023-1075

[16] Cieply, J., Disselkamp, J. P., Dyck, F., Alturk, W., Kühn, I. A., & Dumitrescu, I. R. (2023). A systematic literature review on the Digital Twin of the factory in the context of the product and factory lifecycle. Procedia CIRP, 119, 834-840.

[17] Disselkamp, J. P., Cieply, J., Dyck, F., Grothe, R., Anacker, H., & Dumitrescu, R. (2023). Integrated product and production development-a systematic literature review. Procedia CIRP, 119, 716-721.

[18] Kattenstroth, F., Disselkamp, J. P., Lick, J., & Dumitrescu, R. (2024). Challenges in the implementation of simulation models for the digital factory twin-a systematic literature review. Procedia CIRP, 128, 442-447.

[19] Disselkamp, J. P., Grothe, R., Lick, J., Schütte, B., Brüne, S., Schröder, L., & Dumitrescu, R. (2024). Towards the digital factory twin–design guide for creating a 3D factory model. Proceedings of the Design Society, 4, 1979-1988.

[20] Lick, J., Kattenstroth, F., Trienens, M., Disselkamp, J.-P., Kühn, A., & Dumitrescu, R. (2024, November). Guidance on a Digital Factory Twin: Proposal for a Reference Architecture. In 2024 IEEE International Conference on Technology Management, Operations and Decisions (ICTMOD) (pp. 1-7). IEEE.

[21] Lick, J., Weller, J., Brock, J., Pathak, S., Disselkamp, J. P., Kühn, A., & Dumitrescu, R. (2024). Guiding The Transformation To A Digital Factory Twin: Towards An Enterprise-Architecture-Management-based Approach With The Help Of A Capability Map. Procedia CIRP, 130, 736-742.

[22] Lick, J., Wegel, A. & Kühn, A. (2023). Methods for Designing Enterprise Architecture in Manufacturing Companies-EAM as Enabler for the Design of Transferable AI Solutions. Industry 4.0 Science 39, 106-113.

ÜBER DAS FRAUNHOFER IEM

Wie sieht das Engineering der Zukunft aus? Zu dieser Frage entwickelt das Fraunhofer IEM in Paderborn überzeugende Lösungen – von der Geschäftsidee über die Umsetzung bis zum Markterfolg. Im Fokus stehen intelligente Produkte, Produktionssysteme, Dienstleistungen und Softwareanwendungen. Die Wissenschaftler:innen arbeiten interdisziplinär an neuen Methoden, Werkzeugen sowie Prozessen und setzen innovative Technologien ein, um die Wettbewerbsfähigkeit von Kunden und Partnern langfristig zu sichern.

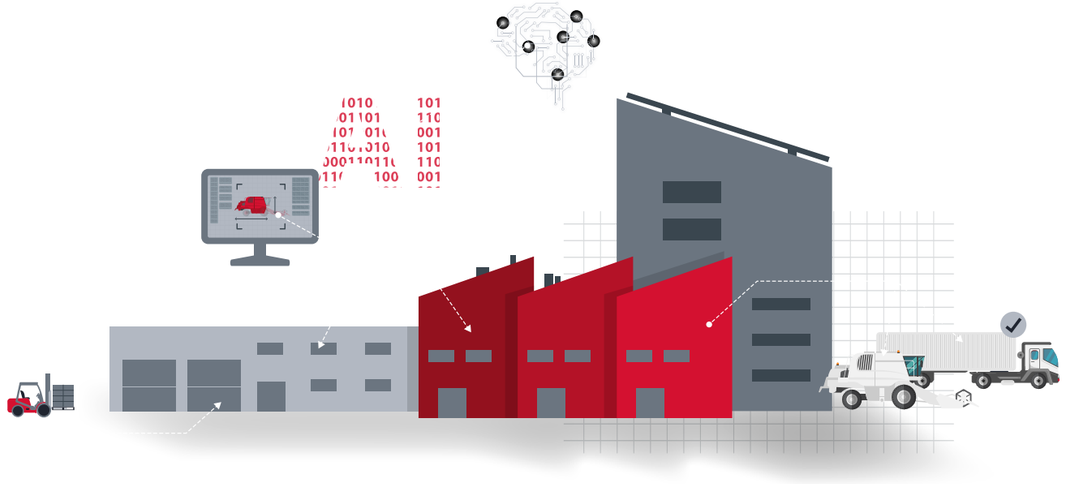
www.iem.fraunhofer.de

ÜBER DIE AUTOREN

Stefan Hartmann
ist wissenschaftlicher Mitarbeiter am Fraunhofer Institut für Entwurfstechnik Mechatronik IEM in Paderborn. Der Fokus seiner Tätigkeit liegt im Bereich digitale Transformation, Prozessmanagement sowie in der Etablierung und Implementierung von künstlicher Intelligenz im Produktionsumfeld. Ein wesentlicher Aspekt seiner Arbeit ist dabei Leitung des Leuchtturmprojektes Datenfabrik.NRW.

Dominik Kürpick
ist wissenschaftlicher Mitarbeiter am Fraunhofer Institut für Entwurfstechnik Mechatronik IEM in Paderborn. Der Fokus seiner Tätigkeiten liegt in der Digitalisierung des Engineerings durch die Anwendung von Enterprise Architecture Management, Künstlicher Intelligenz und Process Mining.

Ulrike Stiefelhagen
ist wissenschaftliche Mitarbeiterin am Fraunhofer Institut für Intelligente Analyse- und Informationssysteme IAIS in Sankt Augustin bei Bonn. Dort bringt sie Ihre Erfahrung im Bereich nutzerzentrierte Mensch-Maschine-Interaktion und Conversational AI ein. Ein wesentlicher Teil ihrer täglichen Arbeit ist Konzeption, Steuerung, Erstellung, und Evaluierung von Sprachassistenzlösungen.



www.datenfabrik-nrw.de

Projektpartner

CLAAS

SCHMITZ CARGOBULL
The Trailer Company.

NTT DATA

DUVENBECK
THE CULTURE OF LOGISTICS

MOTIONMINERS

Fraunhofer IEM

Fraunhofer IML

Fraunhofer IOSB-INA

Fraunhofer IAIS